

# IMPACTO DOS CONTEXTOS EDUCACIONAIS NO DESEMPENHO E NA EVASÃO DO COMPONENTE CURRICULAR DESENHO TÉCNICO 2

Alexandro Gularte Schafer<sup>1</sup>  
Monique T. Cezário Eleutério<sup>2</sup>

## RESUMO

Este artigo investiga os efeitos de diferentes contextos educacionais sobre o desempenho e a permanência em Desenho Técnico 2 na UNIPAMPA (Bagé-RS) entre 2017 e 2023. O estudo, observacional e retrospectivo, analisou 395 matrículas distribuídas em três períodos institucionais — pré-pandemia, ensino remoto emergencial e pós-pandemia — utilizando registros acadêmicos administrativos e estatísticas descritivas (média, mediana, desvio-padrão, IQR, mínimos/máximos), além de visualizações (séries semestrais com barras de erro, boxplots, histogramas/densidades e barras empilhadas de concluintes versus desistentes). As taxas de desistência cresceram progressivamente do pré para o pós-pandemia (26,01%, 28,97% e 35,06%, respectivamente), indicando deterioração da permanência mesmo após o retorno presencial. Entre os concluintes, observou-se rebaixamento do nível central das notas e aumento da variabilidade durante a pandemia, com recuo apenas parcial no período subsequente (desvio-padrão de 1,52, 2,30 e 1,95, respectivamente), sugerindo heterogeneização de trajetórias e persistência de lacunas formativas. A leitura semestral mostra picos de instabilidade alinhados às mudanças de contexto e reconcentração incompleta no pós, com caudas mais espessas e assimetrias ainda presentes. Como implicação pedagógica e institucional, recomenda-se um arranjo de intervenções em camadas (universais, seletivas e indicadas), acoplado a rotinas simples de Learning Analytics para detecção precoce (médias móveis, variações abruptas, percentis de progresso) e avaliação de impacto (comparações históricas e A/B internos). Os achados orientam ações de recomposição de fundamentos, maior previsibilidade avaliativa e alocação tempestiva de apoio, visando restaurar patamares mais equânimes de desempenho e reduzir a desistência em componentes técnicos de base nos cursos de engenharia.

**Palavras-chave:** Análise de dados educacionais, Desempenho acadêmico, Desenho técnico, Pandemia COVID-19, Evasão no ensino superior.

## INTRODUÇÃO

O ensino superior convive, há décadas, com tensões entre desempenho e permanência estudantil, que se tornam explícitas em componentes curriculares técnicos e procedimentais (como o Desenho Técnico), pois dependem de sequências de microhabilidades e de mediações docentes frequentes. A pandemia de COVID-19

---

<sup>1</sup> Professor: Doutor em Engenharia Civil, Campus Bagé, Universidade Federal do Pampa- UNIPAMPA, alexandroschafer@unipampa.edu.br;

<sup>2</sup> Professora: Especialista em Práticas Pedagógicas - Universidade Federal de Ouro Preto - UFOP, 740178@profe.sed.sc.gov.br



introduziu uma ruptura organizacional que permite comparar contextos de oferta — presencial pré-pandemia, ensino remoto emergencial e retorno presencial — e observar efeitos sobre aprendizagem e evasão. Sínteses recentes indicam que, em média, o desempenho (notas) não sofreu queda sistemática durante o remoto emergencial, embora a evasão e a retenção tenham oscilado amplamente entre países, modelos institucionais e perfis de estudantes (SAID, 2021; KOCSIS; MOLNÁR, 2024). Nesses cenários, variáveis de engajamento e desempenho inicial emergem como preditores robustos de risco, justificando a adoção de ciclos de Learning Analytics (LA) para triagem e intervenção (SØNDERLUND et al., 2018; CARDONA et al., 2020).

No recorte latino-americano, a heterogeneidade é marcante: há experiências com taxas de evasão relativamente baixas em arranjos curriculares específicos e, em contraste, patamares elevados em segmentos do Brasil, com variação temporal durante e após a pandemia (GONZÁLEZ-NUCAMENDI et al., 2023; COLPO; PRIMO; AGUIAR, 2023). Resultados de pesquisas regionais reforçam que diferenças de renda, ano/semestre do curso, histórico acadêmico e indicadores de participação modulam o risco de abandono, ao passo que reorganizações didáticas pontuais podem estabilizar ou até elevar notas em determinados contextos (PERTEGAL-FELICES et al., 2022; SAID, 2021).

A literatura de LA documenta acurácia moderada-alta para previsão de evasão (em geral, 60–90%), com casos que relatam identificação correta de nove em cada dez evadidos, sobretudo quando se combinam notas iniciais, padrões de participação/entregas e, quando disponíveis, atributos demográficos e de trajetória (DA SILVA et al., 2020; SILVA; ROMAN, 2021; SØNDERLUND et al., 2018). Esses modelos sustentam intervenções de alerta precoce, tutoria direcionada e oficinas de reforço, com evidências de ganhos em retenção em parte dos estudos (SØNDERLUND et al., 2018; CARDONA et al., 2020). Em cursos com forte componente prático, tecnologias de apoio — como recursos de realidade aumentada/virtual — têm mostrado resultados promissores para engajamento quando bem implementadas (NESENBERGS et al., 2020).

Ao mesmo tempo, revisões e estudos quasi-experimentais sugerem que a modalidade, por si, não determina piora do desempenho: o desenho didático, os instrumentos de avaliação e as condições de acesso/apoio estudantil são mediadores decisivos dos resultados (SAID, 2021; KOCSIS; MOLNÁR, 2024). Em disciplinas técnicas, essa mediação é crítica porque pequenas perdas no domínio de fundamentos



(projeções, vistas, cortes, normas) se propagam para conteúdos subsequentes, afetando tanto médias quanto a probabilidade de conclusão. Isso reforça a necessidade de diagnósticos descritivos por contexto — isto é, antes, durante e após a pandemia — como base para rotinas operacionais de LA (painéis semestrais, indicadores precoces e avaliação de impacto de intervenções).

É nesse enquadramento que o presente artigo analisa a disciplina Desenho Técnico 2 (UNIPAMPA, Bagé) no período 2017–2023, estimando e comparando distribuições de notas (tendência central e dispersão) e taxas de evasão entre os três contextos institucionais, e discutindo implicações pedagógicas e operacionais à luz de LA, com ênfase em estratégias de recomposição de fundamentos, identificação precoce de risco e intervenção em camadas. Ao focalizar um componente técnico de base, o estudo contribui para preencher a lacuna de séries históricas que distinguem explicitamente os efeitos pré-pandemia, remoto emergencial e pós-pandemia em um mesmo currículo, dialogando com as evidências internacionais e regionais supracitadas.

## **METODOLOGIA**

Este estudo adotou um desenho observacional retrospectivo, com abordagem quantitativa, utilizando registros acadêmicos da disciplina Desenho Técnico 2 ofertada no campus Bagé da UNIPAMPA entre 2017 e 2023. O objetivo foi caracterizar desempenho (média final) e permanência (situação acadêmica) em três contextos institucionais: presencial pré-pandemia, ensino remoto emergencial e presencial pós-pandemia. A unidade de análise é o registro discente por semestre. Ao todo, a amostra analítica compreende 395 matrículas distribuídas entre os três contextos (173 no pré-pandemia, 145 na pandemia e 77 no pós-pandemia).

Foram utilizados dados administrativos já existentes na instituição, disponibilizados em arquivo .csv e manipulados em ambiente Google Colab. O arquivo foi carregado em um DataFrame pandas contendo, no mínimo, as variáveis: semestre (formato AAAA\_S), média\_final (escala 0–10) e situação acadêmica ao final do componente (concluiu/evadiu), conforme registro oficial do sistema acadêmico. Quando ausente o rótulo de período, este foi derivado deterministicamente a partir do semestre.

As variáveis analíticas consideradas foram: a) semestre; b) período institucional (pré-pandemia, pandemia, pós-pandemia); c) média\_final; e d) situação acadêmica



(concluiu/evadiu) conforme o histórico acadêmico. A periodização seguiu a cronologia institucional: pré-pandemia para semestres anteriores a 2020\_1; pandemia para 2020\_1, 2020\_2, 2021\_1 e 2021\_2; e pós-pandemia para semestres posteriores a 2021\_2.

O pré-processamento contemplou conferência de tipos (float para nota; categoria/string para rótulos), verificação de valores ausentes nas variáveis centrais, checagem de duplicidades e padronização de rótulos. A categorização temporal foi revisada manualmente para evitar erros de classificação. Outliers foram caracterizados descritivamente por meio de boxplots (regra  $1,5 \times \text{IQR}$ ), sem poda, de modo a preservar a variabilidade observada. Todas as transformações e sumarizações foram realizadas com operações explícitas na biblioteca pandas, privilegiando o uso de `.loc` para evitar cópia implícita de dados.

A análise combinou estatística descritiva e visualização exploratória. Em nível agregado por período, estimaram-se média, mediana, desvio-padrão, amplitude interquartil e valores mínimo e máximo das notas, além da taxa de evasão observada (proporção de desistentes sobre o total de matrículas em cada recorte temporal). Em nível semestral, construíram-se: a) séries de médias com barras de erro (desvio-padrão) para captar oscilações no tempo; b) boxplots por período para comparar centros e dispersões; e c) histogramas/densidades para examinar forma, assimetria e caudas das distribuições. Para permanência, calcularam-se contingências de concluintes versus evadidos por semestre (barras empilhadas) e o percentual de evasão por semestre e por período.

As análises foram realizadas em Python (pandas, numpy, matplotlib e seaborn) no Google Colab. O pipeline seguiu as etapas de montagem do Google Drive, leitura do arquivo .csv, limpeza e transformação dos dados, geração de tabelas-resumo e exportação das figuras (.png) e tabelas (.csv).

Quanto aos aspectos éticos, utilizaram-se dados administrativos agregados e anonimizados, sem quaisquer identificadores pessoais, não havendo intervenção com seres humanos. Todas as figuras apresentadas são visualizações estatísticas produzidas a partir dos próprios dados, sem imagens de pessoas ou elementos passíveis de identificação, não havendo, portanto, restrições relacionadas a direito de imagem.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO



Considerando a série histórica de 2017 a 2023, foram contabilizados 45 desistentes no pré, 42 na pandemia e 27 no pós, equivalendo a 26,01%, 28,97% e 35,06% de evasão por período, respectivamente. De acordo com a Figura 01, esses percentuais crescem monotonicamente do pré ao pós pandemia, com distâncias visuais claras entre os pontos marcados para cada período. A trajetória indica deterioração da permanência: o choque do remoto emergencial não foi apenas conjuntural, pois o retorno presencial manteve a evasão em patamar ainda mais elevado. Esse comportamento sugere que parte dos fatores de risco ativados na pandemia — lacunas de aprendizagem, desmotivação, dificuldades de organização do estudo, condições de acesso e engajamento — perdurou e continuou a produzir efeitos nos semestres seguintes.

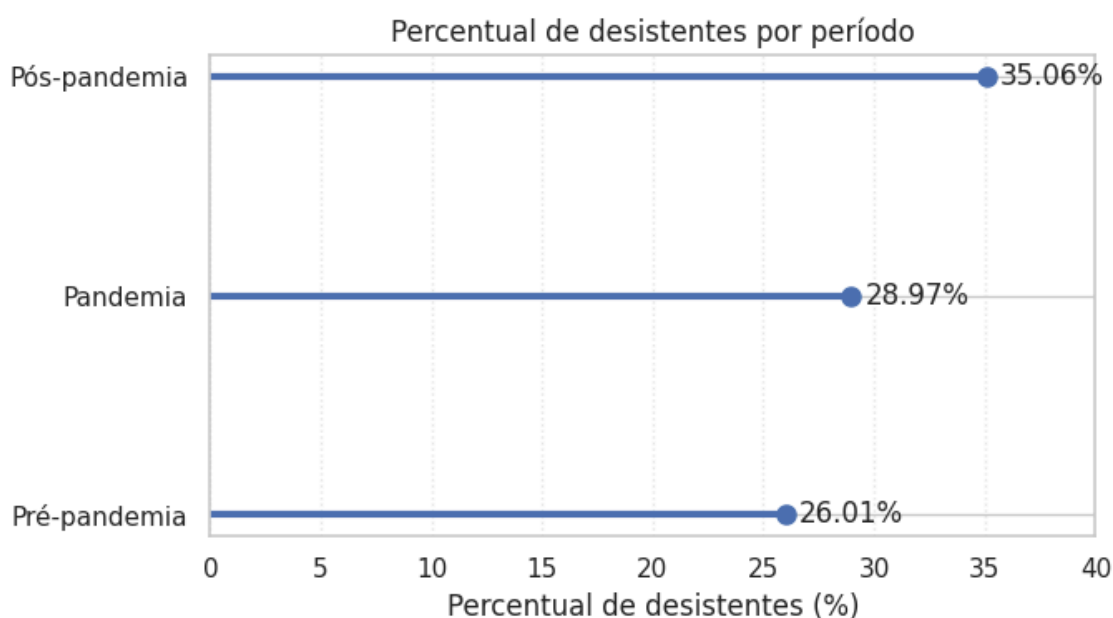


Figura 01 — Percentual de desistentes por período (Pré-Pandemia, Pandemia, Pós-Pandemia).

Entre os concluintes, observa-se rebaixamento consistente do nível central de desempenho. A média das notas passa de 6,89 no pré-pandemia para 6,52 na pandemia e 6,14 no pós; as medianas acompanham (7,0, 6,8 e 6,3, respectivamente), apontando para um deslocamento do centro da distribuição. Na Figura 02, pode-se observar que esse deslocamento vem acompanhado de maior amplitude interquartil e de incremento na frequência de valores extremos durante o período pandêmico. O boxplot da pandemia se apresenta “mais alto e mais largo” nos bigodes, com quartis mais afastados



e outliers inferiores mais numerosos; no pós pandemia, há reconcentração parcial, mas a mediana permanece inferior ao período prévio. Em termos pedagógicos, isso significa perda de domínio sobre blocos conceituais fundamentais (projeções ortogonais, vistas e cortes, padronização ABNT), o que tende a amplificar reprovações em conteúdos sequenciais e a exigir retomadas dirigidas já nas primeiras semanas do semestre.

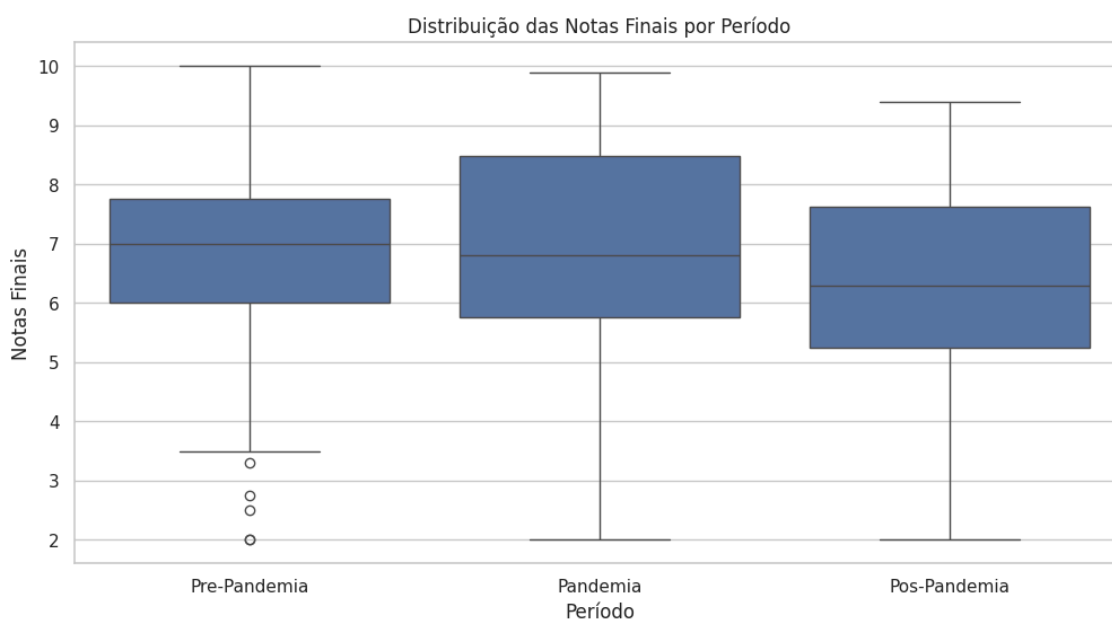


Figura 02 — Distribuição das notas finais por período (boxplots) com mediana, IQR e outliers.

A análise semestral adiciona nuance temporal e ajuda a qualificar oscilações e pontos de inflexão. Na Figura 03, as médias por semestre são apresentadas com barras de erro (desvio-padrão) e faixas de fundo que distinguem os três contextos institucionais. Antes de 2020, a série exibe comportamento mais compacto, com oscilações moderadas e desalinhamentos pontuais. A partir de 2020\_1, a altura das barras passa a variar mais e os erros se alongam, sinalizando aumento da variabilidade. No retorno presencial, observa-se estabilização em patamar inferior ao pré-pandemia, com desvios ainda elevados em vários semestres. O desenho global da figura comunica três mensagens simultâneas: a média desce e não retorna ao ponto de partida, a dispersão alarga no remoto e recua apenas parcialmente no pós-pandemia, e as mudanças de contexto (delimitadas pelas faixas) coincidem com mudanças no perfil estatístico da disciplina.



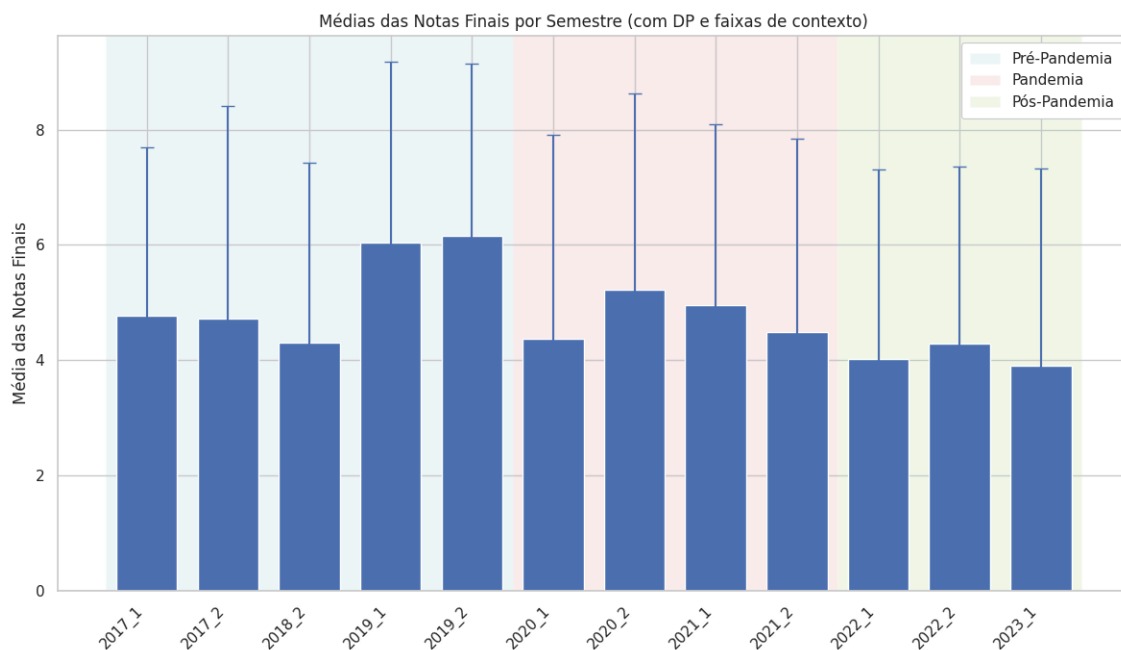


Figura 03 — Médias das notas finais por semestre com barras de erro (DP) e faixas de contexto.

A morfologia das distribuições por período, avaliada por histogramas com curvas de densidade, reforça o diagnóstico. Conforme a Figura 04, o pré-pandemia concentra-se em torno de 6–8, com caudas relativamente contidas; durante a pandemia, a densidade se espalha com maior presença de notas muito baixas (2–4) e também de notas altas (8–10), produzindo uma forma mais achatada e assimétrica. No pós-pandemia, há reconcentração parcial, mas a curva ainda indica caudas mais espessas do que no período inicial e um pico deslocado para valores um pouco inferiores, o que mantém a variabilidade acima do patamar prévio. Essa transformação de forma é coerente com a ideia de heterogeneização de trajetórias: estudantes com condições favoráveis à aprendizagem autônoma sustentaram bons desempenhos, enquanto os com restrições de acesso, rotina ou apoio perderam terreno, elevando a dispersão.



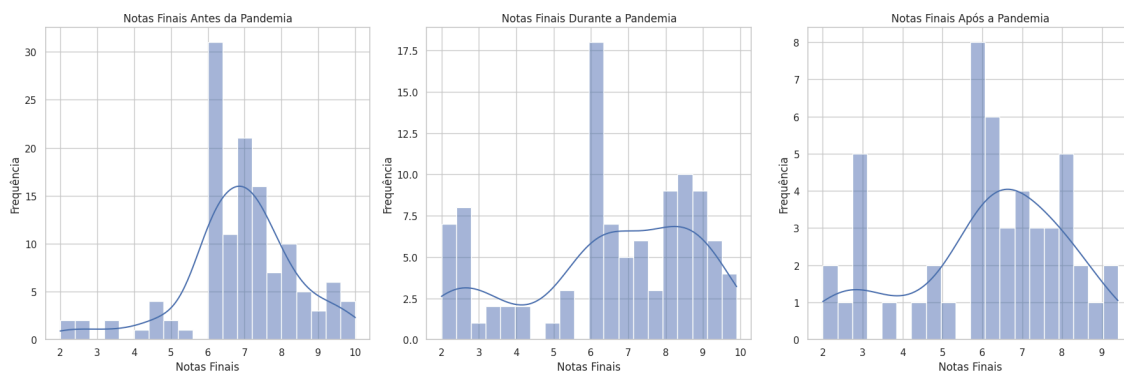


Figura 04 — Histogramas e curvas de densidade das notas por período (Pré, Pandemia, Pós).

A composição por semestre entre concluintes e desistentes revela como a estrutura das turmas mudou ao longo do tempo. Como se vê na Figura 05, no período pré-pandemia as barras azuis (concluintes) predominam com folga em vários semestres; na pandemia e no retorno, surgem colunas com fatias laranja (desistências) mais alongadas, mostrando que uma proporção relevante dos estudantes passou a interromper a trajetória na disciplina. Essa visualização em barras empilhadas é útil por traduzir os percentuais em volumes absolutos, revelando semestres em que o número de concluintes caiu simultaneamente ao aumento de desistências, o que pressiona indicadores de fluxo e de ocupação nas turmas subsequentes.

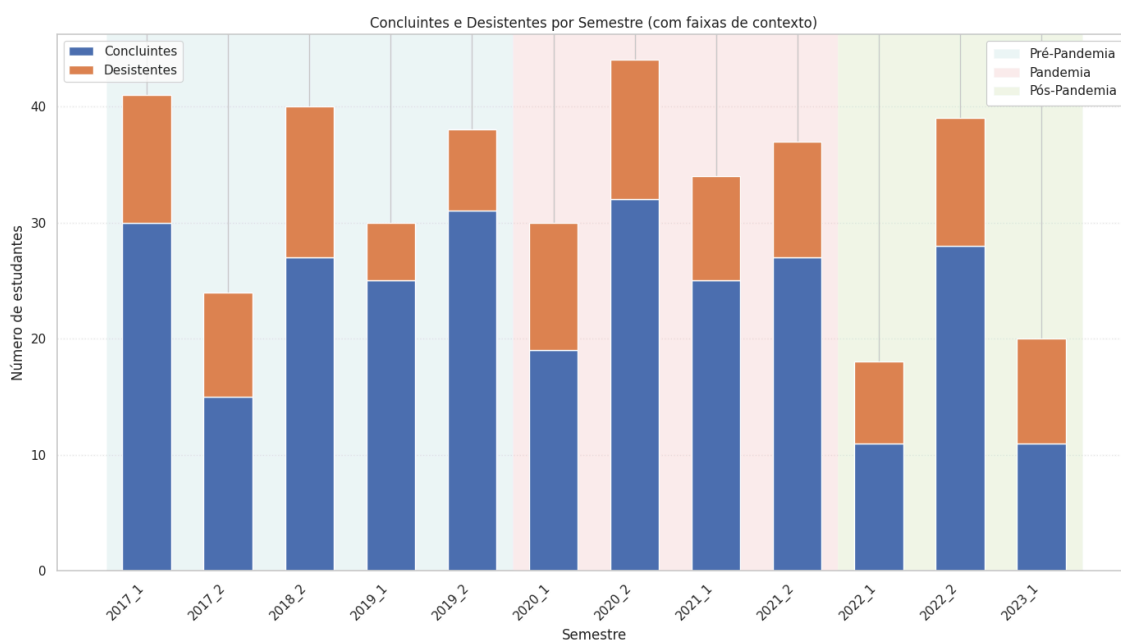


Figura 05 — Concluintes e desistências por semestre (barras empilhadas).



A variação do percentual de desistências por semestre, por sua vez, evidencia oscilações que dialogam com os marcos institucionais e com a dinâmica de adaptação dos estudantes. A Figura 06 mostra que, embora haja baixo e alto em todos os períodos, os picos tendem a se concentrar na transição para o remoto e reaparecem no retorno presencial, quando parte das lacunas acumuladas se converte em abandono. Esses picos no pós-pandemia corroboram a interpretação de que o retorno não foi suficiente, por si só, para reverter as perdas de engajamento e de domínio conceitual. Isso indica a necessidade de estratégias estruturadas de recomposição de aprendizagem, com foco explícito em conteúdos-chave e em rotinas de prática guiada.

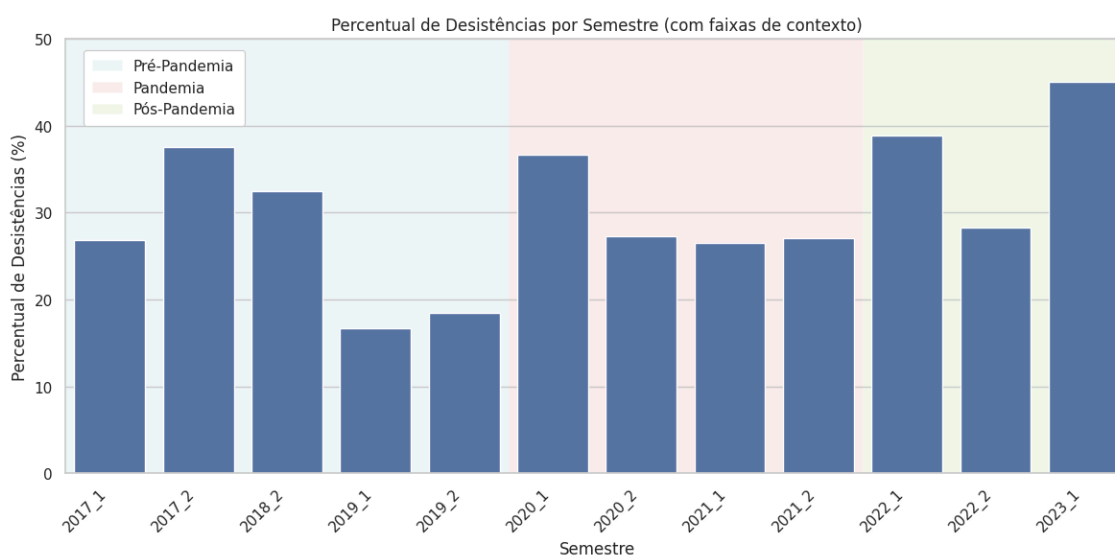


Figura 06 — Percentual de desistências por semestre.

Para compreender os mecanismos subjacentes, vale discutir a articulação entre nível e dispersão. O rebaixamento do centro, por si, já seria motivo de atenção. Porém, o aumento do desvio-padrão de 1,5229 (pré-pandemia) para 2,2999 (pandemia) e seu recuo parcial para 1,9464 (pós-pandemia) sugere que as diferenças entre estudantes se ampliaram e permaneceram grandes. Em uma disciplina procedimental como Desenho Técnico 2, em que o desempenho deriva de sequências de microhabilidades (traçado, leitura de vistas, aplicação de normas), a heterogeneização tende a gerar duas demandas simultâneas: de um lado, trilhas de reforço para quem ficou atrás; de outro, desafios adicionais para quem avançou acima da média. Estratégias uniformes (mesma carga, ritmo e avaliação para todos) tendem a subatender ambos os grupos.



## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados apresentados ao longo deste trabalho convergem para um quadro consistente: a disciplina Desenho Técnico 2 experimentou, entre 2017 e 2023, um rebaixamento do nível de desempenho, um alargamento da variabilidade e uma elevação das taxas de desistência do período pré-pandemia ao pós-pandemia. A leitura integrada das figuras e estatísticas indica que os efeitos do ensino remoto emergencial não se restringiram à fase aguda da crise, mas alteraram de modo persistente a distribuição de resultados e a dinâmica de permanência, mesmo após o retorno do presencial. Em termos operacionais, trata-se de um ambiente mais heterogêneo, no qual políticas instrucionais uniformes tendem a ser menos eficientes.

No plano da ação pedagógica, os achados sustentam a adoção de intervenções em camadas. Medidas universais devem incluir diagnóstico inicial focado em fundamentos do componente (projeções ortogonais, cortes e cotagem), micro-exercícios semanais com feedback rápido e rubricas explícitas que reduzam a incerteza avaliativa. Para grupos que apresentem lacunas específicas, recomenda-se um conjunto de ações seletivas — monitorias temáticas, plantões dirigidos e grupos de prática orientados pelos resultados dos diagnósticos. Para casos críticos, medidas indicadas como acompanhamento individual, pactos de estudo e eventuais ajustes de carga podem prevenir trajetórias descendentes. A efetividade desse arranjo aumenta quando acoplada a uma rotina simples de Learning Analytics: cálculo semanal de médias móveis, identificação de quedas abruptas de desempenho, percentis de progresso e sinalizações precoces que orientem o encaminhamento para reforço ou tutoria.

Do ponto de vista institucional, o estudo oferece um diagnóstico quantitativo diretamente acionável. Recomenda-se: a) institucionalizar um pipeline leve de monitoramento com painéis semestrais que reportem médias e medianas, medidas de dispersão (DP e IQR), distribuição de resultados por período e percentuais de desistência; b) definir limiares operacionais para alerta precoce (por exemplo, combinação de baixo desempenho recente, não-entregas e queda sequencial de notas); e c) estabelecer um ciclo de avaliação de impacto para intervenções, preferencialmente com comparações históricas estruturadas ou experimentos A/B internos (por exemplo, monitoria intensiva versus usual). Mesmo sem modelos complexos, tais práticas aumentam a probabilidade de alocar apoio com precisão e no tempo certo.



As limitações desta investigação incluem o foco descritivo (sem inferência causal formal), a ausência, nesta fase, de variáveis explicativas adicionais que ajudem a decompor efeitos de composição e de contexto (por exemplo, perfil socioeconômico, frequência, engajamento em AVA e histórico prévio) e a dependência de registros administrativos consolidados. Tais limitações apontam caminhos para pesquisas futuras, entre eles a incorporação de variáveis contextuais, o uso de delineamentos quase-experimentais para mensurar o efeito de estratégias de apoio e a avaliação sistemática de diferentes arranjos de intervenção ao longo do semestre.

O cenário identificado combina perda de nível central, maior heterogeneidade e permanência fragilizada. A resposta institucional efetiva passa por recompor fundamentos, monitorar continuamente o risco e intervir cedo com ações proporcionais às necessidades, de modo a restaurar patamares mais equânimes de desempenho e reduzir a evasão em componentes curriculares técnicos. A institucionalização de rotinas de diagnóstico e de avaliação de impacto — articuladas a uma cultura de uso de dados — é condição suficiente e necessária para transformar o conhecimento produzido por este estudo em melhoria concreta da aprendizagem e da permanência.

## REFERÊNCIAS

CARDONA, T. et al. Data Mining and Machine Learning Retention Models in Higher Education. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*, Thousand Oaks, v. 25, n. 3, p. 1–25, 2020.

COLPO, M. P.; PRIMO, T. T.; AGUIAR, M. S. de. Lessons Learned from the Student Dropout Patterns on COVID-19 Pandemic: An Analysis Supported by Machine Learning. *British Journal of Educational Technology*, Oxford, v. 54, n. 5, p. 1195–1217, 2023.

GONZÁLEZ-NUCAMENDI, A. et al. Predictive Analytics Study to Determine Undergraduate Students at Risk of Dropout. *Frontiers in Education*, Lausanne, v. 8, p. 1–13, 2023.

KOCSIS, Á.; MOLNÁR, G. Factors Influencing Academic Performance and Dropout Rates in Higher Education. *Oxford Review of Education*, Abingdon, v. 50, n. 3, p. 305–329, 2024.

NESENBERGS, K. et al. Use of Augmented and Virtual Reality in Remote Higher Education: A Systematic Umbrella Review. *Education Sciences*, Basel, v. 10, n. 10, p. 286, 2020.



PERTEGAL-FELICES, M. L. et al. Resilience and Academic Dropout in Ecuadorian University Students During COVID-19. *Sustainability*, Basel, v. 14, n. 21, p. 14227, 2022.

SAID, G. R. E. How Did the COVID-19 Pandemic Affect Higher Education Learning Experience? An Empirical Investigation of Learners' Academic Performance at a University in a Developing Country. *Adv. Hum. Comput. Interact.*, Cairo, v. 2021, p. 6614131, 2021.

SILVA, F. C. da; CABRAL, T. L. de O.; PACHECO, A. S. V. Dropout or Permanence? Predictive Models for Higher Education Management. *Education Policy Analysis Archives*, Tempe, v. 28, n. 149, p. 1–25, 2020.

SILVA, J.; ROMAN, N. T. Predicting Dropout in Higher Education: A Systematic Review. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO (SBIE), 32., 2021, Online. *Anais [...]*. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação (SBC), 2021. p. 883–892.

SØNDERLUND, A.; HUGHES, E.; SMITH, J. The Efficacy of Learning Analytics Interventions in Higher Education: A Systematic Review. *British Journal of Educational Technology*, Oxford, v. 50, n. 5, p. 2594–2618, 2018.

